

تخمین ارتفاع سطح ایستابی در روزهای مختلف سال با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی شعاعی؛ مطالعه موردی: دشت بهبهان

سعید سلطانی محمدی^{۱*}، میثم لک^۲، سجاد محمدی^۳، محمدمین کربلا^۴

^۱ استادیار، گروه آموزشی مهندسی معدن، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه کاشان

saeedsoltani@kashanu.ac.ir

^۲ کارشناسی ارشد، دانشجوی کارشناسی ارشد مکانیک سنگ، دانشکده مهندسی معدن، دانشگاه صنعتی اصفهان

meysam_lak@yahoo.com

^۳ کارشناسی ارشد، دانشجوی کارشناسی ارشد استخراج معدن، دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک، دانشگاه صنعتی شاهرود

sadjadmohammadi@yahoo.com

^۴ مدیر دفتر پژوهش و فناوری، مجتمع عالی آموزشی و پژوهشی صنعت آب و برق خوزستان

mkarbala@gmail.com

چکیده: یکی از مهم‌ترین ابزارهای برنامه‌ریزی برداشت از سفره‌های آب زیرزمینی و انجام پروژه‌های عمرانی، آگاهی از سطح ایستابی نقاط مختلف منطقه و دسترسی به نقشه خطوط هم‌تراز آن است. عموماً سطح ایستابی به وسیله چاه‌های پیرومتریک در منطقه و استفاده از روش‌های مختلف تخمین به دست می‌آید. محدودیت این روش‌ها ناتوانی در تخمین سطح ایستابی منطقه در روزهای مختلف سال است. در این پژوهش، به وسیله شبکه عصبی و وارد کردن بعد زمان اندازه‌گیری سطح ایستابی، شبکه برای تخمین نقشه‌های هم‌تراز سطح آب زیرزمینی در روزهای مختلف سال آموزش داده شده است. برای این منظور، از ۲۲۷۷ سری داده که مربوط به اطلاعات سطح ایستابی در دشت بهبهان برای سال‌های ۱۳۷۰ تا ۱۳۸۵ می‌شود، استفاده شده است. از این مقدار داده ۸۰٪ برای آموزش و ۲۰٪ برای آزمون شبکه در نظر گرفته شده است. مقدار ضریب همبستگی ۰/۹۹ بین مقادیر واقعی با مقادیر تخمینی شبکه آموزش داده شده، بیانگر انطباق بسیار خوب آنهاست. در پایان براساس این شبکه، نقشه خطوط هم‌تراز سطح ایستابی در دشت بهبهان برای ۴ روز مختلف که هر کدام در یک فصل از سال ۱۳۸۴ هستند، ترسیم شده است.

واژه‌های کلیدی: سفره آب زیرزمینی، سطح ایستابی، نقشه خطوط هم‌تراز، شبکه عصبی مصنوعی شعاعی، دشت بهبهان.

۱. مقدمه

شناخت تغییرات مکانی متغیرهای اقلیمی، هیدرولوژیک و هیدروژئولوژیک پیش‌نیاز بسیاری از فعالیت‌های عمرانی، توسعه منابع آب، کشاورزی و منابع طبیعی است. معمول‌ترین منبع گردآوری داده‌های اقلیمی، آب‌های سطحی و آب زیرزمینی ایستگاه‌های برداشت است که تعداد آن‌ها محدود بوده و همواره با مسائل مربوط به تأسیس و به‌ویژه قرائت و دیده‌بانی روبه‌رو است. لازمه طراحی دقیق الگوی بهینه شبکه ایستگاه‌های هواشناسی و هیدرومتری و پیزومتری، آگاهی از مقدار متغیر مورد نظر در تمام نقاط منطقه مورد مطالعه است. از آنجا که به‌واسطه جنبه‌های مختلف از جمله جنبه‌های اقتصادی، تعبیه ایستگاه‌های هواشناسی، هیدرومتری و پیزومتری در تمامی نقاط یک منطقه امکان‌پذیر نیست؛ بنابراین روش‌های میان‌یابی در این زمینه، کاربرد فراوانی داشته و توصیه شده‌اند [۱]. مراجع [۲ و ۳] بیان کرده‌اند که چنانچه تراکم نقاط اندازه‌گیری داده‌ها زیاد باشد، تکنیک‌های میان‌یابی منجر به نتایج به نسبت واقعی می‌شوند. اما زمانی که تراکم نقاط اندازه‌گیری داده‌ها به‌واسطه جنبه‌های اقتصادی و خصوصیات فیزیوگرافی کمتر می‌شود، اثرات مربوط به فرضیات پایه در روش میان‌یابی مشهودتر می‌گردد. در این حالت، انتخاب روش‌های میان‌یابی مناسب‌تر و در نظر گرفتن مقدار مناسب برای پارامترهای آن‌ها اهمیت فراوانی پیدا می‌کند [۲ و ۳].

تاکنون مدل‌های زیادی برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی به‌کار برده شده است. از جمله این مدل‌ها می‌توان به سری زمانی تجربی، مدل‌های فیزیکی، روش عکس مجذور فاصله و روش‌های زمین آماری اشاره کرد [۴-۶]. از مدل سری زمانی تجربی، به‌طور گسترده‌ای برای مدل‌سازی سطح آب زیرزمینی استفاده شده است، ولی هنگامی که رفتار دینامیکی یک سیستم هیدرولوژیک با گذشت زمان تغییر می‌کند، مدل‌های یاد شده برای پیش‌بینی پارامترهای منابع آب توانایی کافی ندارند و

مدل‌های مناسبی نیستند [۶ و ۷]. از طرف دیگر، مدل‌های فیزیکی نیز در عمل به اطلاعات زیادی درباره روابط بین متغیرهای مؤثر بر تغییرات سطح آب زیرزمینی دارند و از آنجا که روابط بین این متغیرها اغلب پیچیده و غیرخطی است و با توجه به فرضیات در نظر گرفته‌شده در مدل‌های فیزیکی، این مدل‌ها در این‌گونه موارد نمی‌توانند به‌خوبی عمل کنند. روش زمین آماری نیز اگرچه قادر به بیان توزیع مکانی خطای استاندارد تخمین در کل سطح منطقه است، در این روش، برازش یک مدل ریاضی بر روی کل داده‌ها بسیار مشکل است. روش‌های عکس فاصله وزن‌دار هم علاوه بر اینکه تاکنون ضریب همبستگی بالاتری نسبت به روش‌های هوشمند به‌دست نداده‌اند، مقدار خطا در کل منطقه را به‌صورت یک مقدار واحد ارائه می‌دهند. از این رو، امروزه استفاده از روش‌های نوین و هوشمند مانند روش شبکه عصبی مصنوعی، مورد نظر محققان قرار گرفته است [۱ و ۸]. شبکه‌های عصبی مصنوعی که از سال ۱۹۴۳ مطرح شده‌اند، از جمله روش‌های بهینه‌سازی هستند که بر مبنای سیستم عصبی موجودات زنده ابداع شده‌اند [۹]. محققان به این نتیجه رسیده‌اند که شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌توانند جایگزین مناسبی برای روش‌های زمین آماری در میان‌یابی متغیرهای مکانی باشند [۱۰].

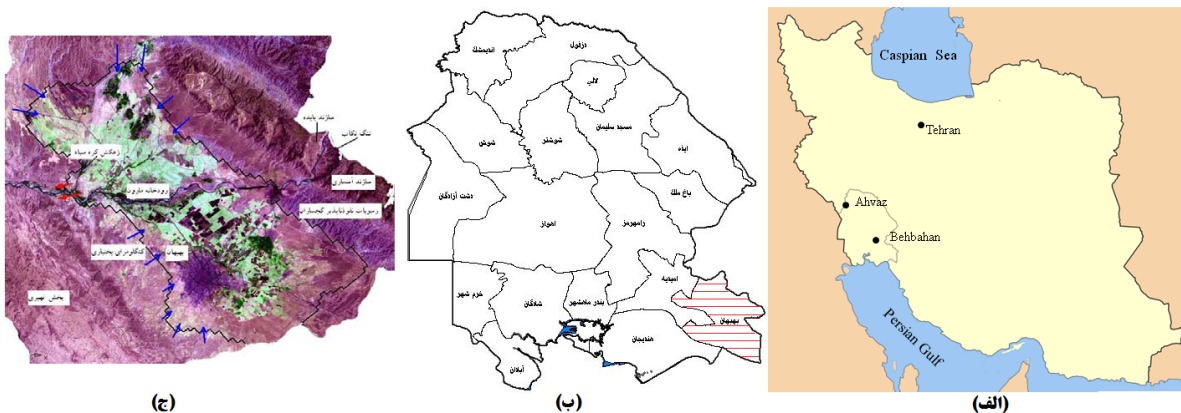
از جمله تحقیقات انجام‌شده در خصوص به‌کارگیری شبکه‌های عصبی مصنوعی در مسائل آب‌های زیرزمینی می‌توان به [۱۱-۱۵] اشاره کرد. در این پژوهش‌ها هدف پیش‌بینی نوسانات زمانی سطح آب زیرزمینی بوده است که به این منظور، از متغیرهایی مانند بارندگی، دمای حداکثر، دمای حداقل و متوسط و متغیر تبخیر تعرق گیاه مرجع استفاده شده است [۱]. همچنین، تحقیقاتی درباره تخمین سطح آب زیرزمینی در دشت نیشابور با دو روش شبکه عصبی و سیستم‌های فازی و مقایسه آن‌ها انجام شده است [۱۶]. در [۱۷] نیز روشی جدید بر پایه شبکه عصبی برای تخمین سطح آب زیرزمینی ارائه شده است. در این پژوهش، تلاش شده است تا با استفاده از یک مدل شبکه عصبی مصنوعی شعاعی

طول شرقی قرار دارد. بهبهان به‌عنوان بزرگ‌ترین شهرستان در محدوده مورد مطالعه در فاصله ۲۳۰ کیلومتری جنوب شرق اهواز قرار گرفته است. رودخانه مارون به‌عنوان زهکش اصلی منطقه با امتداد شرقی- غربی در محل تنگ تکاب وارد محدوده مطالعاتی می‌شود و پس از پیوستن چندین زهکش به نام‌های زهکش کره سیاه منصور بیگ و سرآسیاب از مرز غربی محدوده خارج می‌شود [۱۸]. در شکل ۱، نقشه منطقه مورد مطالعه نمایش داده شده است.

که متغیرهای مکانی و زمانی ورودی‌های آن را تشکیل می‌دهند، نقشه سطح آب زیرزمینی برای روزهای مختلف سال در منطقه تخمین زده شود.

۲. منطقه مورد مطالعه

دشت بهبهان با امتداد شمال غرب- جنوب شرق و مساحتی حدود ۱۳۲۴ کیلومتر مربع و مختصات جغرافیایی ۳۰ درجه و ۳۰ دقیقه عرض شمالی و ۵۰ درجه تا ۵۰ درجه و ۳۰ دقیقه



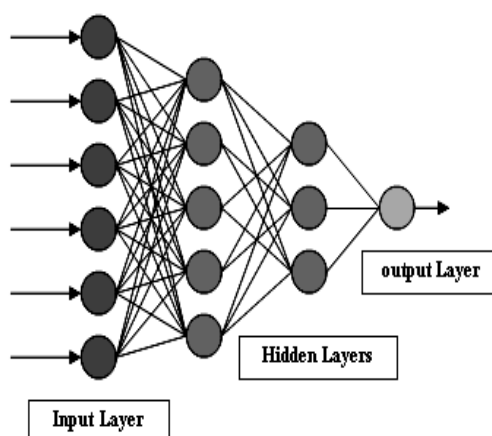
شکل (۱): نقشه محدوده مورد مطالعه: (الف) ایران، (ب) خوزستان، (ج) دشت بهبهان و ورودی و خروجی‌های این آبخوان [۱۹]

غرب، غرب و شمال غرب از جنس کنگلومرای بختیاری است که در مناطق شرقی، مرکزی و شمالی به سازندهای نفوذناپذیر مارن و رس تبدیل می‌شود. ضخامت آبرفت در نواحی مرکزی دشت حداکثر در حدود ۱۳۰ متر است و به طرف حاشیه دشت بین ۲۰ تا ۵۰ متر تغییر می‌یابد. لایه آبرفت سطحی از رسوبات دانه ریز تشکیل شده است که به سمت نواحی غرب و شمال غرب در محل رخنمون کنگلومرای بختیاری دانه درشت شده است و شامل قله‌سنگ و ماسه دانه‌درشت می‌باشد. براساس مطالعات اکتشافی صورت‌گرفته بیشترین ضخامت آبخوان منطبق بر فرو افتادگی شرق شهرستان بهبهان بوده و به دلیل بالاآمدگی کف آبخوان در حوالی روستای اسداباد در مرز شمال شرقی دشت، ضخامت آبخوان در این منطقه حدود ۲۵ متر شده است [۱۸].

بیشترین نقش در تغذیه این آبخوان مربوط به سازندهای آهکی ایلام- سروک و آسماری (در شرق محدوده مطالعاتی) است که در اثر عوامل فیزیکی و شیمیایی ثانویه، خوردگی و نفوذپذیری آن‌ها افزایش یافته است. در این بین، سازند آسماری به دلیل بالا بودن سطح تماس آن با رسوبات آبرفتی و مخروط افکنه‌ها نسبت به بقیه سازندها نقش بیشتری دارد. همچنین، رسوبات آبرفتی جوان، آبرفت‌های رودخانه‌ای و مخروط افکنه‌ای ناشی از فرسایش مکانیکی نیز به علت انفصال و درشتی دانه‌ها، قابلیت هدایت هیدرولیکی بالایی داشته و تشکیل‌دهنده اصلی مخزن آب زیرزمینی دشت بهبهان هستند. این تشکیلات از شرق به رسوبات نفوذناپذیر گچساران و از شمال، غرب و جنوب به سازند کنگلومرای بختیاری محدود می‌شوند. سنگ کف محدوده مطالعاتی در بخش‌های جنوب

۳. شبکه عصبی مصنوعی

ساختار کلی شبکه‌های عصبی مصنوعی از شبکه بیولوژیک انسان الهام گرفته شده است که ترکیبی از عناصر ساده‌ای به نام نرون^۱ است که به موازات یکدیگر عمل می‌کنند. شبکه‌های عصبی مصنوعی با پردازش داده‌های تجربی، رابطه بین داده‌های ورودی و خروجی را به ساختار شبکه منتقل می‌کنند. سلول‌های عصبی موجود در شبکه، بسته به نوع عملکردشان در لایه‌های خاصی قرار می‌گیرند. هر شبکه عصبی حداقل دارای سه لایه ورودی، میانی یا پنهانی و خروجی است [۱۹ و ۲۰]. لایه ورودی، اطلاعات مورد نظر شبکه را می‌گیرد. انتخاب نوع و تعداد ورودی‌های شبکه در کیفیت عملکرد شبکه تأثیر زیادی دارد. لایه‌های پنهان نقش سازمان‌دهی عملکرد یک شبکه عصبی را دارند. ارتباط میان لایه‌ها به‌طور ساده در شکل ۲ نشان داده شده است. در حالت کلی، تعداد سلول‌های عصبی موجود در لایه پنهان به ساختار شبکه، تعداد ورودی‌ها، تعداد خروجی‌ها، تعداد دسته‌های آموزشی، میزان خطای داده‌ها، پیچیدگی توابع و الگوریتم آموزش شبکه بستگی دارد. لایه خروجی آخرین لایه هر شبکه است که نتیجه عملکرد شبکه عصبی و پارامترهای مورد نظر را ارائه می‌دهد [۲۱].



شکل (۲): ارتباط لایه‌ها در شبکه‌های عصبی [۲۲]

۴. شبکه عصبی مصنوعی شعاعی

حسن شبکه‌های پایه شعاعی نسبت به شبکه‌های پس‌انتشار، زمان طراحی پایین‌تر آن‌ها [۲۳] و طرز کار ساده‌تر [۲۴] آن‌ها می‌باشد که البته به همین دلیل، در این مطالعه از آن‌ها استفاده شده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی رگرسیون^۲ که در ساختار آن‌ها توابع پایه شعاعی به کار گرفته شده، زیرمجموعه شبکه‌های شعاعی^۳ هستند. شبکه‌های تابع پایه شعاعی از نوع شبکه‌های پیشرو همراه با یک لایه میانی هستند که برای اولین بار، بروم هد و لاو^۴ آن‌ها را معرفی کردند. در این روش، اغلب توابع انتقال در لایه میانی، تابع گوسی و در لایه خروجی تابع خطی است که در شکل‌های ۳ و ۴ نشان داده شده‌اند [۲۵ و ۲۶]. عموماً آموزش شبکه پایه شعاعی به دو بخش تقسیم می‌شود. بخش اول به‌طور عمده، یادگیری از نوع بدون نظارت است که با استفاده از روش‌های خوشه‌بندی، پارامترهای توابع پایه (مراکز و عرض‌ها)، با استفاده از اطلاعات ورودی تعیین می‌شود و در بخش دوم که یادگیری از نوع با نظارت است، وزن‌های بین لایه میانی و لایه خروجی با استفاده از روش‌های کاهش شیب و رگرسیون خطی تعیین می‌شوند.

نرون میانی پایه شعاعی با پارامترهای وزن به هریک از نرون‌های ورودی متصل شده است. این پارامترها مرکز نرون‌ها هستند. خروجی هر نرون میانی تابعی از فاصله بین بردار ورودی، $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ و بردار مرکز شعاعی وزن‌ها، $W = [w_{1j}, w_{2j}, \dots, w_{nj}]$ است که به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\delta = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - w_{ij})} \quad (1)$$

خروجی نرون میانی به روش‌های مختلفی می‌تواند محاسبه شود. عمده‌ترین تابع انتقال برای این منظور، تابع گوسی (شکل ۳) است که به صورت زیر توصیف می‌شود [۲۶]:

2. Generalized Regression Neural Networks (GRNN)
3. RBF (Radial Basis Function)
4. Broomhed, D.S and Lowe, D.

1. Neuron

همان‌طور که قبلاً نیز اشاره شد، ورودی تابع گوسی فاصله بین بردار ورودی و بردار ضرایب است و با توجه به شکل این تابع، خروجی آن را می‌توان بیانگر نزدیکی این دو پارامتر به یکدیگر دانست.

۵. پارامترهای ورودی و خروجی شبکه

برای داده‌های ورودی شبکه از اطلاعات برداشت‌شده از جاه‌های مشاهده‌ای ۱۴ منطقه دشت خوزستان در خلال سال‌های ۱۳۷۰ تا ۱۳۸۵ استفاده شده است. این داده‌ها شامل مختصات جغرافیایی پیزومترهای مشاهده‌ای (طول و عرض جغرافیایی در دستگاه UTM)، ارتفاع سطح ایستایی نسبت به سطح دریا، سال برداشت و شماره روزی که برداشت در آن صورت گرفته است (عددی بین ۱ تا ۳۶۵) برای هر چاه هستند.

۱.۵. داده‌های آموزش شبکه

در شبکه‌های عصبی برای دستیابی به نتیجه، شبکه باید براساس چند سری داده آموزش داده شود. برای تعداد داده‌های آموزشی، نظریات متفاوتی وجود دارد که از جمله آن‌ها می‌توان نظریه کاوزوگلو^۱ و میسر و کیتلر^۲ را نام برد. اما امروزه به‌طور متداول، ۷۵٪ تا ۸۰٪ کل داده‌های موجود را به‌عنوان داده‌های آموزشی در نظر می‌گیرند. به‌طور مشخص، هرچه تعداد این داده‌ها بیشتر باشد، جامعیت شبکه بیشتر بوده و در نتیجه، پاسخ شبکه برای داده‌های جدید، دقیق‌تر خواهد بود.

در این تحقیق، تعداد ۱۸۳۰ سری از داده‌ها که حدود ۸۰٪ کل داده‌هاست، برای آموزش شبکه مورد استفاده قرار گرفتند. هر سری داده شامل سال و روز مورد مطالعه، طول و عرض جغرافیایی و ارتفاع از سطح دریا مربوط به منطقه مورد مطالعه و سطح آب زیرزمینی در آن منطقه می‌شود که اطلاعات آماری مربوط به آن‌ها در جدول ۱ آمده است.

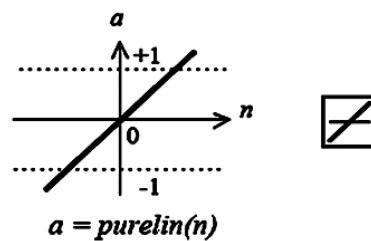
$$f(\delta_j) = \text{Exp}(-\lambda \cdot \delta_j^2) \quad (2)$$

در این رابطه، λ ضریب ثابت است. در نهایت، خروجی‌های لایه از رابطه زیر محاسبه می‌شوند:

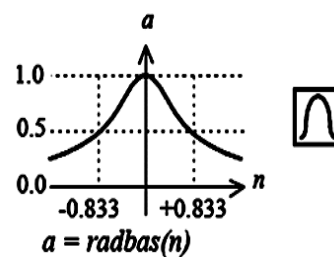
$$Z_k = \sum_{j=1}^J b_{jk} y_j \quad (3)$$

در این رابطه، b_{jk} ضریب وزن بین لایه میان‌ی و k امین نرون لایه خروجی و z_k خروجی لایه میان‌ی است [۷].

در فضای چندبعدی سطح آستانه نرون‌های لایه میان‌ی به‌صورت توابع گوسی (شکل ۳) است که بیشترین مقدار را در مرکز دارد و با افزایش فاصله از مرکز پاسخ به سمت صفر میل می‌کند. به‌علت انتخاب تابع گوسی در نرون‌های لایه میان‌ی، این شبکه مسائل دسته‌بندی را به‌خوبی حل می‌کند؛ زیرا به‌صورت شعاعی می‌تواند الگوها را بر روی دوایر متحد مرکزی تقسیم کند و بردارهای مختلف با فاصله‌های یکسان از مرکز را در یک دسته قرار دهد [۹]. در شکل‌های ۳ و ۴، توابع مورد استفاده در این نوع از شبکه‌های عصبی مصنوعی نشان داده شده است.



شکل (۳): نمودار تابع خطی [۲۰]



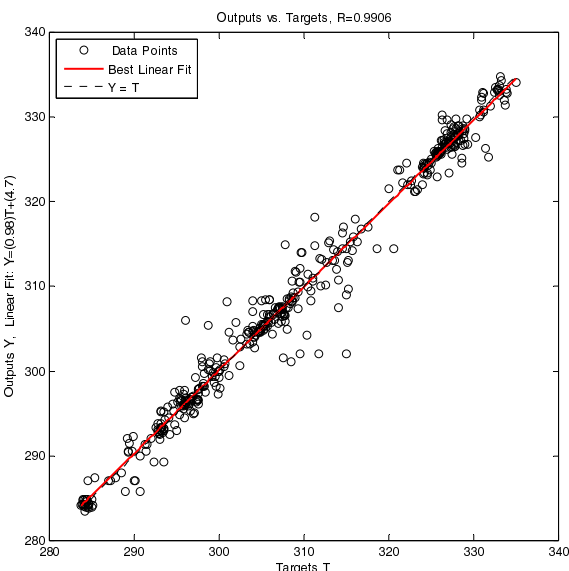
شکل (۴): نمودار تابع گوسی [۲۰]

1. Kavzoglu T
2. Messer, K. and Kittler, J

خط ممتد قرمز بهترین خط برازش شده به مقادیر تخمین زده شده توسط شبکه می باشد که خود این مقادیر تخمینی در شکل با دایره های توخالی نمایش داده شده اند.

جدول (۲): اطلاعات آماری داده های آزمون شبکه

میانگین	بیشینه	کمینه	
-	۱۳۸۵	۱۳۷۰	سال
-	۳۶۴	۱۷	روز
-	۴۳۴۵۳۳	۴۱۴۳۹۹	طول جغرافیایی
-	۳۳۹۹۸۱۴	۳۳۷۹۱۴۰	عرض جغرافیایی
۳۲۰/۷۷	۳۵۳/۱	۲۹۳/۵۴	ارتفاع از سطح دریا
۳۰۹/۳۷	۳۳۴/۹۹	۲۸۳/۷۴	سطح آب زیرزمینی



شکل (۵): همبستگی میان مقدار واقعی داده های کنترل و مقدار تخمینی حاصل از شبکه

۶. نمودارهای خطوط هم تراز سطح ایستابی

از قدرتمندترین ابزارهای مطالعات تغییرات سطح آب های زیرزمینی، انواع نمودارهای هم تراز است. از این نمودارها برای تعیین سطح آب زیرزمینی در یک نقطه خاص و بررسی کلی یک

جدول (۱): اطلاعات آماری داده های آموزشی شبکه

میانگین	بیشینه	کمینه	
-	۱۳۸۵	۱۳۷۰	سال
-	۳۶۴	۵	روز
-	۴۳۴۵۳۳	۴۱۴۳۹۹	طول جغرافیایی
-	۳۳۹۹۸۱۴	۳۳۷۹۱۴۰	عرض جغرافیایی
۳۲۳/۷۶	۳۵۳/۱	۲۹۳/۵۴	ارتفاع از سطح دریا
۳۱۱/۷۹	۳۳۴/۸۷	۲۸۳	سطح آب زیرزمینی

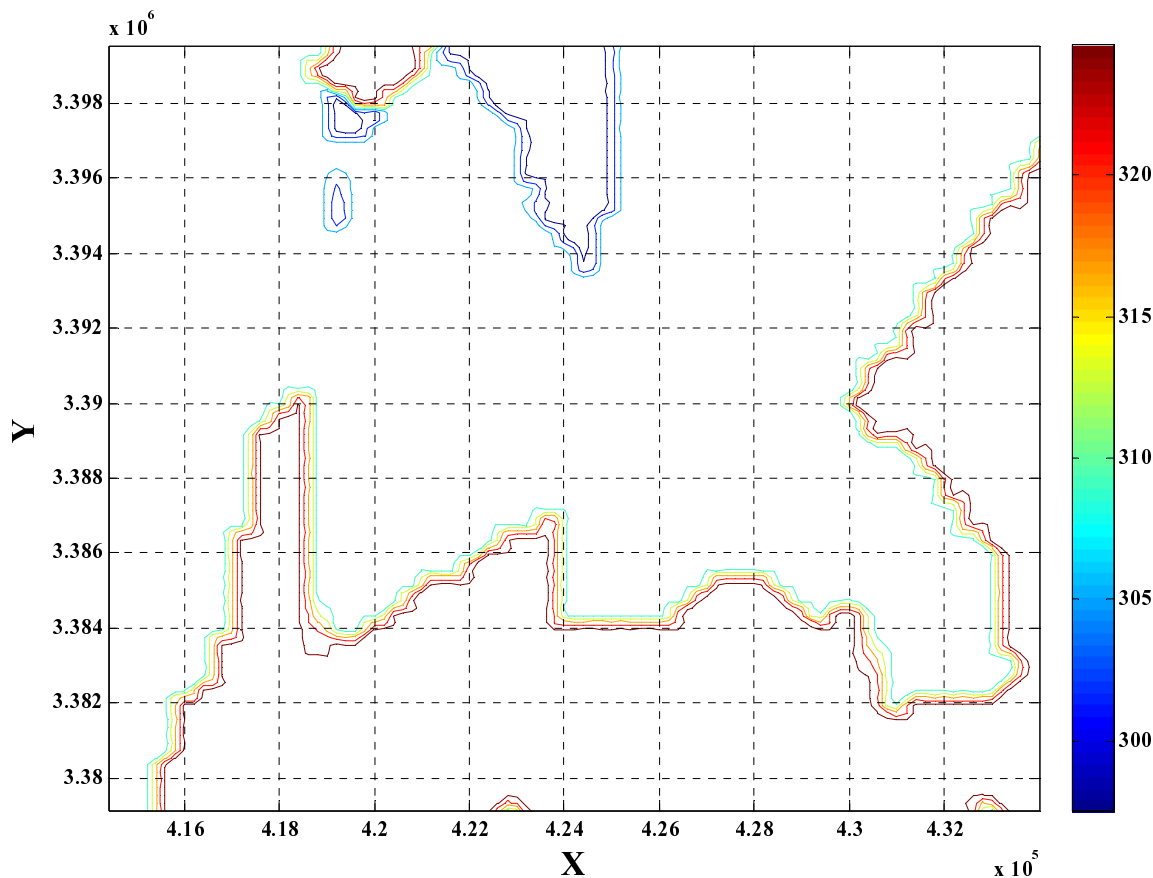
۲.۵. داده های آزمون شبکه

هر شبکه عصبی طراحی شده باید با بخشی از داده ها که در آموزش شبکه از آنها استفاده نشده است، مورد آزمایش قرار گیرد. برای تعداد این داده ها نیز نظریه هایی مانند نظرات لونی^۱، نلسون و لینورث^۲ ارائه شده است؛ اما امروزه به طور متداول ۲۰٪ تا ۲۵٪ کل داده ها را به عنوان داده های آزمون در نظر می گیرند. در پژوهش حاضر ۴۴۷ داده (حدود ۲۰٪ کل داده های موجود) به عنوان داده های آزمون شبکه انتخاب شده اند. اطلاعات آماری این داده ها در جدول (۲) آمده است. با فرض مجهول بودن سطح آب زیرزمینی در مجموعه داده های کنترل، سطح ایستابی با استفاده از شبکه عصبی آموزش دیده، تخمین زده شد. در شکل ۵، مقادیر تخمینی در مقابل مقادیر واقعی نشان داده شده است. همان طور که در این شکل مشاهده می شود، ضریب همبستگی بین مقادیر واقعی و تخمینی (۰/۹۹) به عدد یک نزدیک است که نشانگر قابلیت بسیار بالای شبکه شعاعی در تخمین سطح ایستابی در روزهای مختلف سال است. گفتنی است که در نمودار شکل ۵، خط چین نشانگر داده های واقعی مربوط به سطح آب زیرزمینی و

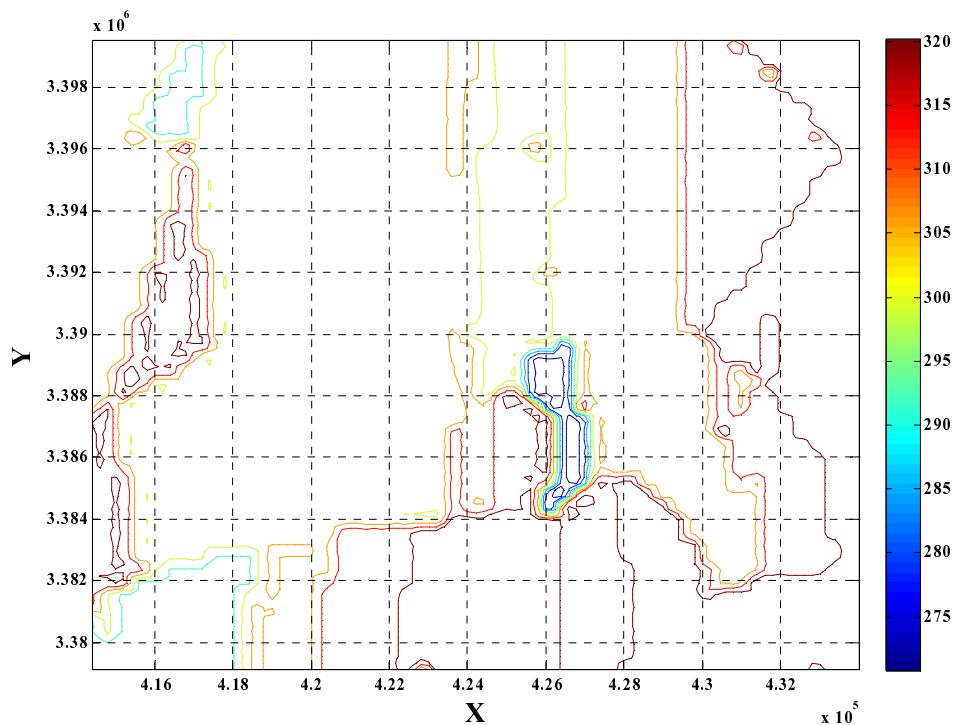
1. Looney, C.G.
2. Nelson, M and Illingworth, WT.

خود رسیده و در زمستان، متوسط سطح آب زیرزمینی در منطقه در بالاترین مقدار خود قرار داشته است. این نکته در تطابق با داده‌های برداشت شده از چاه‌ها بوده و تأثیرات تزریق و برداشت از چاه است و تأییدی بر کارایی روش ارائه شده می‌باشد. به دلیل عدم وجود اطلاعات واقعی برداشت شده از منطقه در مورد سطح آب زیرزمینی در ۴ روز ذکر شده، نمی‌توان نقشه‌های کنتوری واقعی را در این ۴ روز رسم کرد. ولی با مقایسه تخمین شبکه و داده‌های واقعی (شکل ۵) و توجه به ضریب همبستگی به دست آمده، می‌توان از صحت این نقشه‌ها اطمینان حاصل کرد. براساس نقشه‌های تهیه شده می‌توان الگوی مناسبی برای برداشت از چاه‌ها و همچنین ارائه طرح‌هایی برای تغذیه مصنوعی در منطقه برای حفاظت از این آبخوان ارائه کرد.

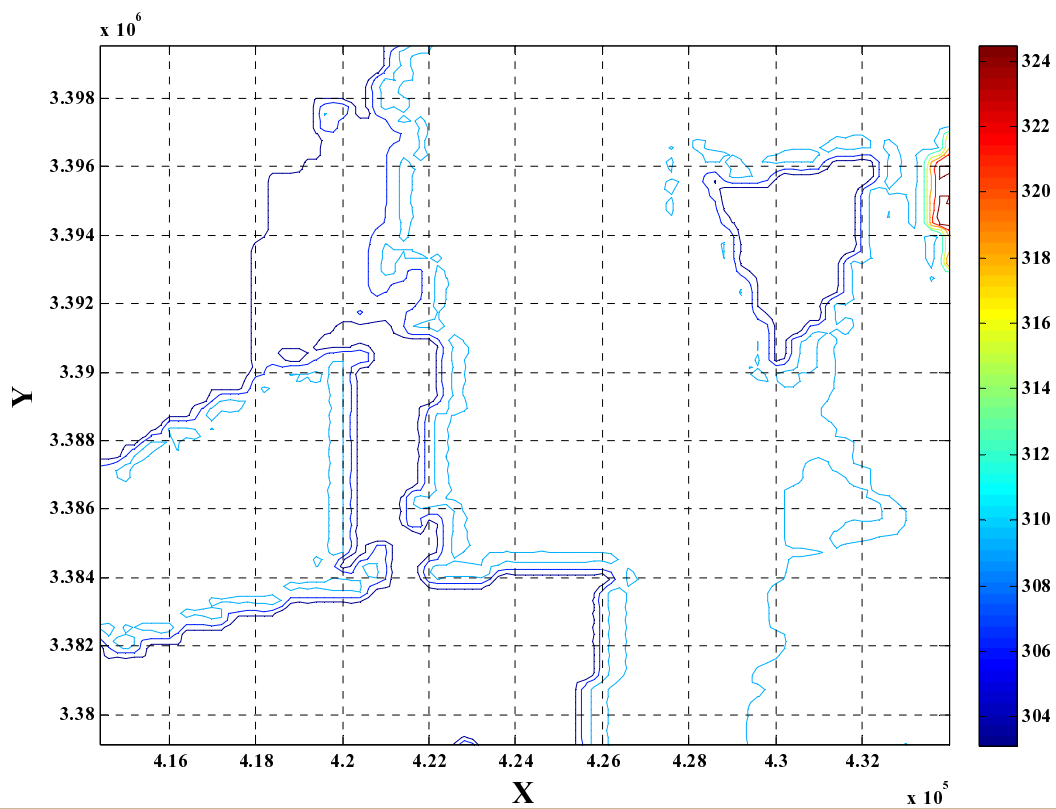
ناحیه می‌توان استفاده کرد. در اینجا با استفاده از مقادیر سطح آب زیرزمینی تخمین زده شده توسط شبکه عصبی مصنوعی شعاعی، برای ۴ روز مختلف از ۴ فصل سال یعنی روزهای هیجدهم فروردین، هفدهم مرداد، بیستم آبان و یازدهم بهمن ماه و با استفاده از نرم‌افزار Matlab, R2011a کنتورهای مربوط به سطح آب زیرزمینی ترسیم شده است. نمودارهای ترسیم شده در شکل‌های ۶، ۷، ۸ و ۹ آورده شده‌اند که محورهای X، Y و Z در آن‌ها به ترتیب طول جغرافیایی، عرض جغرافیایی و سطح آب زیرزمینی را نشان می‌دهند. باید توجه شود که نمودارهای اشکال ۶ تا ۹ مربوط به سطح آب زیرزمینی تخمین زده شده توسط شبکه مورد نظر هستند. مقایسه این شکل‌ها نشان می‌دهد به‌طور متوسط، در پاییز سطح آب زیرزمینی در منطقه به پایین‌ترین سطح



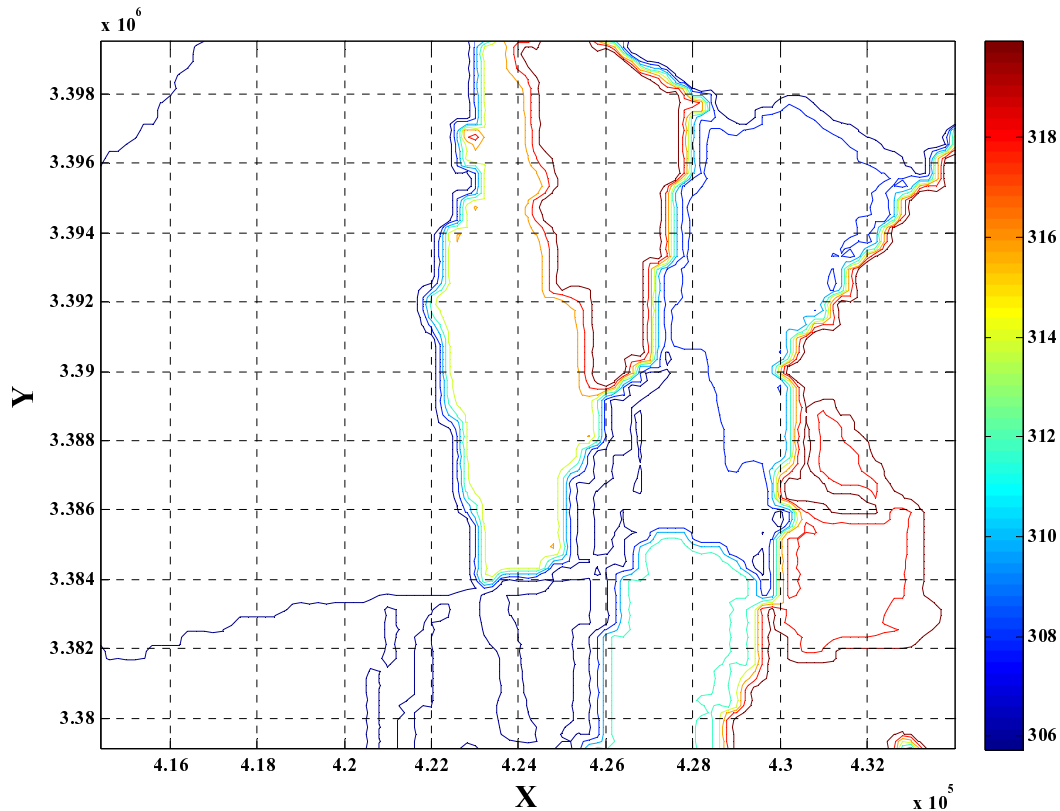
شکل (۶): نمودارهای سطح آب زیرزمینی در هیجدهم فروردین ماه



شکل (۷): نمودار سطح آب زیرزمینی در هفدهم مرداد ماه



شکل (۸): نمودار سطح آب زیرزمینی در ۲۰ آبان ماه



شکل (۹): نمودار سطح آب زیرزمینی در ۱۱ بهمن

۷. بحث و نتیجه گیری

از آنجا که برای مدیریت و برنامه ریزی در حوزه آب‌های زیرزمینی و نیز پروژه‌های عمرانی و معدنی به دانستن تغییرات سطح ایستابی منطقه نیاز است، روش‌های متنوعی برای تخمین آن به کار برده شده است. در تحقیق حاضر، از شبکه عصبی مصنوعی شعاعی و با اطلاعات ورودی مختصات جغرافیایی چاه‌های مشاهده‌ای و سال و روز مشاهده سطح آب زیرزمینی که به راحتی در منطقه قابل اندازه‌گیری است، به پیش‌بینی سطح ایستابی اقدام شده است. نتیجه حاصل از این پیش‌بینی در مقایسه با مقادیر اندازه‌گیری شده ضریب همبستگی ۰/۹۹ را نشان می‌دهد که بیانگر انطباق بسیار خوب تخمین با واقعیت است.

پس از آن با استفاده از این نتایج حاصل شده، نمودار خطوط هم‌تراز آب زیرزمینی در ۴ روز دلخواه از سال برای کل

منطقه ترسیم شده است. این نمودارها دارای انطباق بسیار بالا با واقعیت بوده‌اند. مزیت استفاده از این روش برای ترسیم این نمودارها علاوه بر دقت بالا این است که به راحتی می‌توان برای هر روز دلخواه و در هر بازه مکانی در محدوده، با سرعت بسیار بالا نمودارها را ترسیم کرد و مورد تحلیل قرار داد. این توانایی به خصوص در مطالعات اولیه به منظور فعالیت‌های عمرانی و معدنی ابزاری بسیار قدرتمند است. همچنین در فرایند مدیریت منابع آب‌های زیرزمینی در مواقعی که اطلاعات همه نقاط محدوده در دسترس وجود ندارد، می‌توان با استفاده از این روش به پیش‌بینی سطح آب در این نقاط پرداخت و با استفاده از آن‌ها برای بررسی شرایط موجود یا پیش‌بینی شرایط آینده، از نمودارهای هم‌تراز حاصل شده با این روش استفاده کرد. همچنین، می‌توان از این نمودارها از یک طرف برای

آبخوان در طول سال، مناطق بهینه برای اجرای طرح‌های تغذیه مصنوعی را مشخص نمود.

مدیریت برداشت در نقاط مختلف در طول سال، مدل‌هایی پویا و کارا را ارائه کرد و از طرف دیگر، با توجه به وضعیت

مراجع

- [۱] دهقانی ا.ا، عسگری م.، مساعدی ا.، «مقایسه سه روش شبکه عصبی مصنوعی، سیستم استنتاجی فازی - عصبی تطبیقی و زمین آمار در میان‌یابی سطح آب زیرزمینی (مطالعه موردی دشت قزوین)»، مجله علوم کشاورزی و منابع طبیعی، جلد شانزدهم ویژه‌نامه ب-۱، ۵۳۶-۵۱۷، ۱۳۸۸.
- [2] Burrough, P.A., and McDonnell, R. A., "Principles of Geographical Information Systems", Oxford University Press. Oxford, 1998.
- [۳] طباطبایی ح.، غزالی م.، «ارزیابی دقت روشهای میان‌یابی در تخمین سطح ایستایی آب زیرزمینی»، مجله علوم و فنون کشاورزی و منابع طبیعی، علوم آب و خاک، شماره ۵۷، ۲۲-۱۱، ۱۳۹۰.
- [۴] ایزدی ع.، داوری ک.، علی‌زاده ا.، قهرمان ب.، «کاربرد مدل داده‌های ترکیبی در پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی (مطالعه موردی: آبخوانهای فارسان جونقان و سفید دشت)»، مجله آبیاری و کشاورزی، ۲(۲)، ۱۴۳-۱۳۳، ۱۳۸۷.
- [۵] پوست پرداز ا.، رخشنده روغ.، «ارزیابی زمانی و مکانی عمق آب زیرزمینی به کمک روش‌های زمین آماری جهت مدیریت بهینه - مطالعه موردی دشت کوار»، سومین کنفرانس برنامه ریزی و مدیریت محیط زیست، دانشگاه تهران، ۱۳۹۲.
- [۶] ناظری م.، عباس زاده م.، شهنازی م.، «مقایسه مدل‌های خطی سری زمانی و برنامه‌ریزی ژنتیک در پیش‌بینی، مدل‌سازی و درون‌یابی سطح ایستایی (مطالعه موردی: سلماس)»، اولین همایش ملی تاثیر پسروری دریاچه ارومیه بر منابع خاک و آب، تبریز، ۱۳۹۲.
- [7] Bierkense, M.F.P., "Modeling Water Table Fluctuation By Means of a Stochastic Differential Equation", Journal of Water Resource Research, Vol. 34, No. 10, pp. 2485-2499, 1998.
- [۸] غلامی و.، درخشان ش.، درواری ز.، «بررسی روش رگرسیون چند متغیره و شبکه عصبی مصنوعی (ANN) در شبیه‌سازی شوری آب زیرزمینی در سواحل استان مازندران»، مجله پژوهش آب در کشاورزی، ۲۶(۳)، ۳۶۵-۳۵۵، ۱۳۹۱.
- [۹] دهقانی م.ح.، ولیشاهی م.، افشاریان آ.، «تعیین پارامترهای مؤثر بر خردایش سنگ در عملیات آتشفکاری معدن سنگ آهن چادرملو با استفاده از شبکه‌های عصبی»، کنفرانس مهندسی انفجار و جایگاه آن در سازندگی کشور، دوره اول، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، اردیبهشت ۱۳۸۹.
- [10] Misaghi, F., Mohammadi, K., "Classification of Precipitation Applying Geostatistics and Neural Network", Journal of Agriculture, Vol. 29, No. 4, pp. 1-13, 2006.
- [11] Coulibaly, P., Anclil, F., Aravena, R., Brnard, B., "Artificial neural network modeling of

- Computing, Vol. 13, pp. 4185-4193, 2013.
- [۱۸] شهسواری ع، خدایی ک، «تهیه مدل جریان آب زیرزمینی آبخوان دشت بهبهان با استفاده از GIS»، مجموعه مقالات همایش انجمن زمین شناسی ایران، دوره نهم، دانشگاه تربیت معلم تهران، ۱۳۸۴.
- [۱۹] هانسلمن، د، راهنمای جامع 6 MATLAB، ترجمه غیوری، ه.ا، چاپ اول، تهران، کانون نشر علوم، ۱۳۸۰.
- [۲۰] منهای، م.ب، هوش محاسباتی جلد اول: مبانی شبکه‌های عصبی، ویرایش دوم، تهران، انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر، ۱۳۸۱.
- [۲۱] حقیر چهره‌قانی س، علیپور ع، «بررسی امکان بهره‌گیری از شبکه‌های عصبی برای تعیین قابلیت استخراج در معادن سطحی»، کنفرانس مکانیک سنگ ایران، دوره سوم، ۱۳۸۶.
- [22] Mohammadi, H., Ebrahimi Farsangi, M.A., Rahmannejad, R., Nazemabadi Poor, H., "TBM Advance Rate Prediction: An Artificial Neural Network Approach", 3rd National Congress on Civil Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran, 2007.
- [۲۳] کیا، م، شبکه‌های عصبی در MATLAB، چاپ سوم، تهران، خدمات نشر کیان رایانه سبز، ۱۳۸۹.
- [24] Santos, R.B., Rupp, M., Bonzi S.J., Fileti A.M.F., "Comparison Between Multilayer Feed forward Neural Networks and a Radial Basis Function Network to Detect and Locate Leaks in Pipelines Transporting Gas", Chemical Engineering Transactions, Vol. 32, pp. 1375-1380, 2013.
- [25] Dibike, Y.B., Solomatine, D., Abbott, M.B., "On the encapsulation of numerical-hydraulic water table depth fluctuations", Journal of Hydrology, Vol. 309, No. 4, pp. 229-240, 2001.
- [12] Copola, J.M., Szidarovszky, F., Poulton, M., Charles, E., "Artificial neural network approach for predicting transient water levels in a multi layered ground water system under variable state, pumping, and climate conditions", Journal of Hydrologic Engineering, Vol. 8, No. 6, pp. 348-360, 2003.
- [13] Daliakopoulos, L.N., Coulibaly, P., Tsanis, I.K., "Ground water level forecasting using artificial neural networks", Journal of Hydrology, Vol. 309, No. 4, pp. 229-240, 2005.
- [۱۴] مدیرروستا ش، صراف ا، صارمی ع، «بیشتر از سطح ایستایی بخشی از آبخوان دشت قزوین با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی»، اولین همایش ملی معماری، عمران و محیط زیست شهری، همدان، ۱۳۹۳.
- [15] Shiri, J., Kisi, O., Yoon, H., Lee, K., Nazemi, A., "Predicting groundwater level fluctuations with meteorological effect implications—A comparative study among soft computing techniques", Computers & Geosciences, Vol. 56, pp. 32-44, 2013.
- [۱۶] خاشعی ع، قهرمان ب، کوچک‌زاده م، «مقایسه مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، ANFIS و رگرسیون در برآورد سطح ایستایی آبخوان دشت نیشابور»، نشریه آبیاری و زهکشی ایران، (۷)۱، ۲۲-۱۰، ۱۳۹۲.
- [17] Liu, Sh., Xu, J., Zhao, J., Xie, X., Zhang, W., "An innovative method for dynamic update of initial water table in XXT model based on neural network technique", Applied Soft

models in artificial neural network", Journal of Hydraulic Research, Vol. 37, No. 2, pp. 147-161 1999.

- [26] Mason, J.C., Price, R.K., Temme, A., "*A neural network model of rainfall-runoff using radial basis functions*", Journal of Hydraulic Research, Vol. 34, pp. 537-548 1996.